

Processos estocásticos

Disciplina ofertada pelo DECAT/UFS

Código: ESTAT0077 Nível: Graduação Carga horária: 60h Período: 2020.2

Professor responsável e ministrante: Luiz Henrique Dore

Aula 2: definição, classificação e distribuição de um processo estocástico

Sumário

- 🚺 Informações sobre a aula
 - Metas
 - Objetivos
 - Pré-requisitos
- Introdução
- Aula 2
 - Definição de um processo estocástico
 - Classificação de um processo estocástico
 - Distribuição de ordem k
- Referências

Metas

- Introduzir o aluno ou aluna ao estudo dos processos estocásticos, apresentando uma definição para tais processos, exemplos.
- Mostrar como classificar os processos estocásticos.
- Apresentar noções distribuições de probabilidade no contexto de processos estocásticos.

Objetivos

- Após estudar essa aula, o aluno ou aluna será capaz de:
 - conceitualizar processos estocásticos e explicar a sua utilidade e importância no desenvolvimento de métodos estatísticos;
 - apresentar exemplos de processos estocásticos e de fenômenos que podem ser modelados como um processo estocástico;
 - descrever o espaço de estados e o conjunto de índices de um processo estocástico e classificar o processo de acordo com essas duas características.
 - apresentar uma noção sobre a distribuição de probabilidade de ordem k de um processo estocástico;
 - definir as funções de distribuição de ordem k, de probabilidade de ordem k e a de densidade de probabilidade de ordem k;
 - em situações simples, obter a distribuição de probabilidade de um processo estocástico.

Metas Objetivos Pré-requisitos

Pré-requisitos

Não há pré-requisitos.

- A estatística é uma ciência que lida com desenvolvimento de teorias e métodos matemáticos e computacionais com o objetivo de compreender o comportamento de uma entidade, a partir de observações dessa entidade.
- A entidade é representada por características mensuráveis, as quais são denominadas variáveis.
- Cada vez que a entidade é observada, as variáveis são medidas e seus valores são registrados.
- Em geral, os valores referentes a diferentes observações da entidade são diferentes entre si.
- Dessa forma, o conjunto dos valores registrados exibe uma variabilidade.

- Essa variabilidade é analisada a partir da frequência com a qual os valores ocorrem. O objetivo é identificar padrões de frequência no conjunto dos valores registrados que permitam responder questões a respeito do comportamento da entidade.
- Métodos matemáticos e computacionais, com fundamentos na teoria da probabilidade, são utilizados para esse fim.
- Tais métodos são denominados métodos estatísticos.
- A premissa básica para o funcionamento de métodos estatísticos é a de que a variabilidade observada no conjunto de valores registrados é regida por algum mecanismo aleatório.
- Os métodos estatísticos incorporam essa premissa adotando a suposição de que os valores registrados são realizações de variáveis aleatórias.

- Seja Y a variável que representa a entidade.
- Pretende-se estudar a entidade a partir de n observações de Y.
- Sejam Y_1, \dots, Y_n variáveis que representam os valores de Y a serem observados.
- Isto é, para cada $i \in \{1, \dots, n\}$, Y_i representa um valor que só será conhecido no momento em que o i-ésimo valor da variável Y for observado e registrado
- Os métodos estatísticos assumem as variáveis Y_1, \dots, Y_n são variáveis aleatórias.
- Em outras palavras, os métodos estatísticos partem da suposição de que os valores de Y a serem observados formam uma sequência de variáveis aleatórias.

- Muitos métodos estatísticos utilizados na prática, assumem que as variáveis aleatórias nessa sequência são independentes.
- Isto é, assumem que Y_1, \dots, Y_n é uma sequência de variáveis aleatórias independentes.
- Porém, com frequência, essas variáveis exibem algum tipo de interdependência, o que torna essa suposição irrealística.
- Por exemplo, em geral, os valores de Y_1, \dots, Y_n são observados em diferentes instantes de tempo.
- É comum tais valores exibirem dependência temporal.
- Isso significa que, o conhecimento dos valores da variável em instantes de tempo passados, altera o conhecimento sobre o comportamento da variável no futuro.

- Os valores de Y_1, \dots, Y_n podem ser observados em diferentes posições no espaço.
- Tais valores podem vir a exibir uma dependência espacial.
- Essa dependência espacial se manifesta da seguinte maneira: o conhecimento dos valores da variável numa dada região do espaço altera o conhecimento sobre o comportamento da variável em regiões vizinhas.
- Um processo estocástico é uma coleção de variáveis aleatórias que podem (ou não) ser interdependentes.
- No estudo de um processo estocástico, métodos matemáticos e, mais especificamente, probabilísticos, são usados com o intuito de compreender o comportamento das variáveis aleatórias na coleção que define o processo.

- O conhecimento sobre processos estocásticos pode ser utilizado no desenvolvimento métodos estatísticos que admitem alguma estrutura de dependência entre Y_1, \dots, Y_n .
- A presente aula tem como objetivo introduzir o aluno ou aluna ao estudo dos processos estocásticos.
- O tópico 2 apresenta uma definição para processos estocásticos e alguns exemplos.
- As variáveis aleatórias num processo estocástico são unicamente identificadas por um índice.
- O tópico 3 apresenta uma forma de classificar um processo estocástico, com relação aos valores das variáveis aleatórias que o compõem e com relação aos índices que as identificam.

- Estudar uma variável aleatória significa estudar sua distribuição de probabilidade.
- Isso também vale para um processo estocásticos.
- No tópico 4, são introduzidas noções relacionadas à distribuição de probabilidade de um processo estocástico, incluindo a noção de distribuição de ordem k de um processo.

Definição 1

Seja T um subconjunto qualquer dos números reais. Um processo estocástico é um conjunto $\{X(t), t \in T\}$ tal que, para cada $t \in T$, X(t) é uma variável aleatória [2, p. 47].

- Um processo estocástico é um conjunto de variáveis aleatórias unicamente identificadas por um **índice** *t*.
- O conjunto $T \subset \mathbb{R}$ é o **conjunto de índices**.
- Na prática, a variável aleatória X(t) ∈ {X(t), t ∈ T} costuma representar o resultado de um experimento aleatório, realizado num instante de tempo t.
- Dessa forma, o índice t é comumente referido como **tempo**.

• Nesse caso, o conjunto de índices costuma ser $T = \{0, 1, 2, \cdots\}$ ou o intervalo $T = [0, \infty)$. Se $t \in \{0, 1, \cdots\}$, o processo estocástico é escrito como $\{X_n, n = 0, 1, \cdots\}$.

Exemplo 1

Uma partícula pode se movimentar para esquerda e para a direita. No tempo 0, a partícula se encontra na origem. A cada unidade de tempo, uma moeda é arremessada. Se o resultado é coroa, a partícula se move uma unidade para a direita. Se o resultado é cara, a partícula se move uma unidade para a esquerda. Seja X_n a variável aleatória que representa a posição da partícula após n arremessos. O conjunto $\{X_n, n=0,1,\cdots\}$ é um processo estocástico conhecido como **passeio aleatório**.

Exemplo 2

Seja X_n a variável aleatória que representa o preço médio de uma ação, em um dia n. O conjunto $\{X_n, n=0,1,\cdots\}$ é um processo estocástico.

Exemplo 3

Seja X_n a variável aleatória que representa o número de itens defeituosos, encontrados num determinado dia n, em uma linha de produção. Nesse caso, $\{X_n, n=0,1,2,\cdots\}$ é um processo estocástico.

Exemplo 4

Suponha que temos duas caixas (1 e 2) e d bolas, numeradas de 1 até d. Inicialmente, algumas dessas bolas se encontram na caixa 1 e as demais na caixa 2. Um inteiro de 1 a d é selecionado aleatoriamente e a bola correspondente é removida da caixa à qual ela pertence e posta na outra caixa. Esse procedimento é repetido, indefinidamente, de modo que as seleções sejam independentes. Seja X_n o número de bolas na caixa 1, após *n* seleções. O conjunto $\{X_n, n = 0, 1, \dots\}$ é um processo estocástico conhecido como cadeia de Ehrenfest. A cadeia de Ehrenfest é um modelo simples de transferência de calor ou de moléculas de gás entre dois corpos isolados [1, p. 7].

Exemplo 5

Suponha que um jogador (apostador) possui, inicialmente, um certo capital em reais. Ele resolve fazer uma série de apostas de um real contra a casa. Ele ganha a aposta com probabilidade p e perde com probabilidade 1-p. Quando o seu capital chega a zero, ele está arruinado (falido) e, uma vez arruinado, ele permanece arruinado. Isto é, uma vez arruinado, seu capital não evolui mais e permanece zero. Seja X_n o capital do jogador na n-ésima jogada. O conjunto $\{X_n, n=0,1,\cdots\}$ é um processo estocástico conhecido como **ruína do jogador** [1, p. 8].

Exemplo 6

Em um determinado ponto, um sensor registra graficamente a temperatura por um período indefinido de tempo. Seja X(t) a variável aleatória que representa a temperatura no instante de tempo t. Então, $\{X(t), t \geq 0\}$ é um processo estocástico.

- Nos exemplos anteriores, o índice t representou o tempo.
- Além do tempo, o índice t, no processo $\{X(t), t \geq 0\}$, pode representar a **posição** onde a variável aleatória X(t) é observada.
- Nesse caso, o conjunto de índices T representa as possíveis posições e o processo estocástico representa os resultados de um experimento aleatório realizado nas várias posições possíveis.

Exemplo 7

A temperatura num determinado ponto é medida em diferentes alturas, até uma altura máxima L. Seja X(h) a variável aleatória que representa a temperatura na altura h. Então, o conjunto $\{X(h), 0 \le h \le L\}$ é um processo estocástico.

Definição 2

Se T é finito ou infinito enumerável, então $\{X(t), t \in T\}$ é dito ser um processo com tempo discreto; se T é infinito não enumerável, então $\{X(t), t \in T\}$ é dito ser um processo com tempo contínuo [2, p. 47].

Definição 3

O conjunto $S_{X(t)}$, formado pelos valores que as variáveis aleatórias X(t) podem assumir, é denominado espaço de estados do processo estocástico $\{X(t), t \in T\}$; se $S_{X(t)}$ é finito ou infinito enumerável, então $\{X(t), t \in T\}$ é dito ser um processo com espaço de estados discreto; se $S_{X(t)}$ é infinito não enumerável, então $\{X(t), t \in T\}$ é dito ser um processo com espaço de estados contínuo [2, p. 48].

 Processos estocásticos podem ser classificados, com relação ao conjunto de índices e ao espaço de estados, de quatro maneiras.

 Processos estocásticos pode ser um processo com 1) espaço de estados discreto e tempo discreto; 2) espaço de estados discreto e tempo contínuo; 3) espaço de estados contínuo e tempo discreto; 4) espaço de estados contínuo e tempo contínuo.

Exemplo 8

Um exemplo elementar de um processo estocástico com tempo contínuo é o processo $\{X(t), t \geq 0\}$ definido como

$$X(t) = Yt, \quad \forall t \geq 0,$$

onde Y é uma variável aleatória tendo uma distribuição qualquer [2, p. 48]. O espaço de estados desse processo depende de Y ser identicamente nula ou não.

Continuação do exemplo 8

Se $Y\equiv 0$, então $S_{X(t)}=\{0\}$. Nesse caso, o processo tem espaço de estados discreto e tempo contínuo. Se Y<0, então $S_{X(t)}=(-\infty,0]$. Se Y>0, então $S_{X(t)}=[0,\infty)$. Nesses dois últimos casos, os processos têm espaço de estados contínuo e tempo contínuo.

Exemplo 9

O espaço de estados do passeio aleatório, no exemplo 1, é

$$S_{X_n} = \{\cdots, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, \cdots\}.$$

Portanto, esse passeio aleatório é um processo com espaço de estados discreto e tempo discreto.

Exemplo 10

O espaço de estados da cadeia de Ehrenfest, no exemplo 4, é

$$S_{X_n} = \{0, 1, 2, \cdots, d\}.$$

Portanto, a cadeia de Ehrenfest é um processo com espaço de estados discreto e tempo discreto.

Exemplo 11

O espaço de estados do preço da ação, no exemplo 2, é

$$S_{X_n}=[0,\infty),$$

Portanto, esse processo possui espaço de estados contínuo e tempo discreto.

Definição 4

[2, p. 49] A função de distribuição de ordem k do processo estocástico $\{X(t), t \in T\}$, nos tempos t_1, \dots, t_k , é a função de distribuição conjunta do vetor aleatório $(X(t_1), \dots, X(t_k))$:

$$F(x_1,\cdots,x_k;t_1,\cdots,t_k)=P[X(t_1)\leq x_1,\cdots,X(t_k)\leq x_k].$$

Definição 5

[2, p. 49] Se o processo estocástico $\{X(t), t \in T\}$ tem espaço de estados discreto, então define-se a função de probabilidade ordem k desse processo, nos tempos t_1, \cdots, t_k , como

$$p(x_1, \dots, x_k; t_1, \dots, t_k) = P[X(t_1) = x_1, \dots, X(t_k) = x_k].$$

Definição 6

[2, p. 49] Se o processo estocástico $\{X(t), t \in T\}$ tem espaço de estados contínuo, então define-se a sua função de densidade de probabilidade de ordem k, nos tempos t_1, \dots, t_k , como

$$f(x_1, \dots, x_k; t_1, \dots, t_k) = \frac{\partial^k}{\partial x_1 \dots \partial x_k} F(x_1, \dots, x_k; t_1, \dots, t_k).$$

- A distribuição de probabilidade de ordem k é a distribuição de probabilidade conjunta do processo em k instantes de tempo.
- Quando k=1, obtém-se a distribuição do processo em um único instante de tempo.

Exemplo 12

Seja $\{X_n, n=0,1,\cdots\}$ um processo estocástico com espaço de estados $S_{X(t)}=\{0,1,2,\cdots\}$. Utilizando a notação introduzida na definição 5, pode-se escrever a probabilidade do processo assumir o valor 5 no tempo 1 da seguinte forma:

$$P[X_1 = 5] = p(5; 1)$$

A probabilidade do processo assumir o valor 2 no tempo 7 é

$$P[X_7 = 2] = p(2;7)$$

A probabilidade do processo assumir os valores 5 e 2, nos tempos 1 e 7, respectivamente, pode ser escrita como

$$P[X_1 = 5, X_7 = 2] = p(5, 2; 1, 7).$$

Exemplo 13

A função de probabilidade de ordem 1 no tempo 2, do passeio aleatório no exemplo 1, é dada por

$$p(x;2) \equiv P[X_2 = x] = \begin{cases} 2p(1-p) & \text{se } x = 0; \\ p^2 & \text{se } x = 2; \\ (1-p)^2 & \text{se } x = -2. \\ 0 & \text{outros casos} \end{cases}$$

onde $p := P[\{Coroa\}]$. Primeiramente, note que, com dois arremesso da moeda, a partícula pode dar dois passos para a direita (coroa,coroa), dois para a esquerda (cara,cara), um para a direita e um para a esquerda (coroa,cara), um para a esquerda e um para a direita (cara,coroa).

Continuação do exemplo 13

No primeiro caso, a posição final é 2; no segundo é -2; no terceiro e quarto é 0. Portanto, $S_{X_2} = \{-2, 0, 2\}$. Agora,

$$p(2; 2) = P[X_2 = 2] = P[\{Coroa, Coroa\}].$$

Supondo que os arremessos são independentes,

$$P[\{Coroa, Coroa\}] = P[\{Coroa\}]P[\{Coroa\}] = p^2.$$

Logo,

$$p(2;2)=p^2.$$

Analogamente,

$$p(-2; 2) = (1-p)^2$$
 e $p(0; 2) = 2p(1-p)$.

Exemplo 14

Vamos obter a função de probabilidade de ordem 1 no tempo 2 da cadeia de Ehrenfest, descrita no exemplo 4, supondo d=10 e que, inicialmente, há 4 bolas na caixa 1. Como $X_0=4$, há dois valores possíveis para X_1 : 3, se a primeira bola selecionada pertence à caixa 1, e 5, se a primeira bola selecionada pertence à caixa 2. Logo, $S_{X_1}=\{3,5\}$. A probabilidade de a primeira bola ser da caixa 1 é 4/10, pois, inicialmente, há 4 bolas na caixa 1. A probabilidade de a primeira bola ser da caixa 2 é 6/10, pois, inicialmente, há 6 bolas na caixa 2. Portanto,

$$p(x; 1) \equiv P[X_1 = x] = \begin{cases} 4/10, & \text{se } x = 3; \\ 6/10, & \text{se } x = 5. \end{cases}$$

Continuação do exemplo 14

Essa é a função de probabilidade de ordem 1 no tempo 1. Há quatro resultados possíveis para X_2 :

- $X_2 = 2$, se $X_1 = 3$ e a segunda bola selecionada é da caixa 1;
- $X_2 = 4$, se $X_1 = 3$ e a segunda bola selecionada é da caixa 2;
- $X_2 = 4$, se $X_1 = 5$ e a segunda bola selecionada é da caixa 1;
- $X_2=6$, se $X_1=5$ e a segunda bola selecionada é da caixa 2 .

Logo, $S_{X_2} = \{2, 4, 6\}$. Pela lei da probabilidade total [2, p. 6],

$$p(x_2; 2) = P[X_2 = x_2] = \sum_{x_1 \in S_{X_1}} P[X_1 = x_1, X_2 = x_2] =$$

$$= P[X_1 = 3, X_2 = x_2] + P[X_1 = 5, X_2 = x_2].$$

Continuação do exemplo 14

Pela regra do produto [2, p. 5],

$$P[X_1 = 3, X_2 = x_2] = P[X_1 = 3]P[X_2 = x_2|X_1 = 3] =$$

= $\frac{4}{10}P[X_2 = x_2|X_1 = 3].$

Agora,

$$P[X_2 = x_2 | X_1 = 3] = \begin{cases} 3/10 & \text{se } x_2 = 2; \\ 7/10 & \text{se } x_2 = 4. \end{cases}$$

Logo,

$$P[X_1 = 3, X_2 = x_2] = \begin{cases} 4/10 \cdot 3/10 = 12/100, & \text{se } x_2 = 2; \\ 4/10 \cdot 7/10 = 28/100, & \text{se } x_2 = 4. \end{cases}$$

Continuação do exemplo 14

Analogamente,

$$P[X_1 = 5, X_2 = x_2] = P[X_1 = 5]P[X_2 = x_2 | X_1 = 5] =$$

$$= \frac{6}{10}P[X_2 = x_2 | X_1 = 5]$$

е

$$P[X_2 = x_2 | X_1 = 5] = \begin{cases} 5/10 & \text{se } x_2 = 4; \\ 5/10 & \text{se } x_2 = 6. \end{cases}$$

Logo,

$$P[X_1 = 5, X_2 = x_2] = \begin{cases} 6/10 \cdot 5/10 = 30/100, & \text{se } x_2 = 4; \\ 6/10 \cdot 5/10 = 30/100, & \text{se } x_2 = 6. \end{cases}$$

Continuação do exemplo 14

Temos que

$$p(x_1, x_2; 1, 2) = \begin{cases} 12/100, & \text{se } x_1 = 3 \text{ e } x_2 = 2; \\ 28/100, & \text{se } x_1 = 3 \text{ e } x_2 = 4; \\ 30/100, & \text{se } x_1 = 5 \text{ e } x_2 = 4; \\ 30/100, & \text{se } x_1 = 5 \text{ e } x_2 = 6. \end{cases}$$

Essa é a função de probabilidade de ordem 2 nos tempos 1 e 2 da cadeia de Ehrenfest sendo considerada aqui. Finalmente, a função de probabilidade de ordem 1 no tempo 2 é dada por

$$p(x_2; 2) = P[X_2 = x_2] = \begin{cases} 12/100, & \text{se } x_2 = 2; \\ 58/100, & \text{se } x_2 = 4; \\ 30/100, & \text{se } x_2 = 6. \end{cases}$$

Exemplo 15

Seja $\{X(t), t \ge 0\}$ o processo estocástico definido como

$$X(t)=e^{Y}t,$$

onde $Y \sim U(0,1)$. Vamos calcular a função de densidade de ordem 1 no tempo 1 desse processo. Primeiro, calcularemos a função de distribuição. Em seguida, calcularemos a função de densidade. Note que

$$F(x;t) = P[X(t) \le x] = P[e^{Y}t \le x] = P[Y \le \ln(x/t)]$$

Como $Y \sim U(0,1)$, temos que

$$P[Y \le y] = \begin{cases} y & \text{se } 0 < y < 1; \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Continuação do exemplo 15

Logo,

$$F(x;t) = \begin{cases} \ln(x/t) & \text{se } 0 < \ln(x/t) < 1; \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Agora, $ln(x/t) > 0 \Rightarrow x > t$ e $ln(x/t) < 1 \Rightarrow x < te$. Portanto,

$$F(x;t) = \begin{cases} \ln(x/t) & \text{se } t < x < te; \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Sabemos que $f(x;t) = \frac{\partial}{\partial x} F(x;t)$. Segue-se que

$$f(x;t) = \begin{cases} 1/x & \text{se } t < x < te; \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Referências I

- [1] P. G. Hoel, S. C. Port, and C. J. Stone, *Introduction to stochastic processes*, Houghton Mifflin, Boston, MA, EUA, 1972.
- [2] M. Lefebvre, Applied stochastic processes, Springer, New York, NY, EUA, 2007.